

# 基于 Logistic 函数映射与神经网络的 地址码相位捕捉检测方法

何 迪,何 晨,蒋铃鸽,诸鸿文,胡光锐

(上海交通大学电子工程系,上海 200030)

**摘 要:** 本文提出一种基于 Logistic 映射和反向传播神经网络的改进型神经网络检测方法,并将其应用于 CDMA 移动通信中地址码相位的捕捉.理论分析与模拟结果都表明,与一般的串行捕捉法相比,该方法可使 CDMA 地址码的检测概率得到提高,平均捕捉时间得到减小,从而使移动通信系统的整体性能得到有效的改善.

**关键词:** 混沌;神经网络;地址码;相位捕捉

**中图分类号:** TN914 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 01-0105-05

## Phase Acquisition Method of Address Code Based on Logistic-Map and Neural Network

HE Di, HE Chen, JIANG Ling-ge, ZHU Hong-wen, HU Guang-rui

(Dept. of Electronic Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** An improved neural network detection method based on Logistic-map and BP (back propagation) network is proposed. It can be applied to phase acquisition of CDMA address code. The results of analysis and simulation both show that it can increase the detection probability and reduce the average acquisition time compared with conventional series phase acquisition method, and the performance of the whole mobile communication system can be improved effectively.

**Key words:** chaos; neural network; address code; phase acquisition

### 1 引言

作为一类新型的信号处理方式,基于非线性理论的分析方法已经在通信、信息处理、自动控制等领域得到了初步的应用.以混沌<sup>[1]</sup>、神经网络<sup>[2]</sup>为例,它们在某些方面比一般的线性方法更具优越性.有时将某些非线性分析方法加以适当的综合,也会对特定问题的解决产生良好的效果.近年来国内外许多学者致力于将混沌现象与神经网络这两者结合起来,研究混沌神经网络的特性及其在信息处理中的应用,以实现更加柔性的智能信息处理.更有甚者把混沌计算、神经计算等视为下一代模拟信息处理技术的关键,它们的相互融合具有非常大的研究潜力.历史上最重要的神经元模型首推 1943 年提出的 McCulloch-Pitts 模型和 1961 年提出的 Caianiello 模型;1971 年,南云、佐藤在 Caianiello 模型基础上提出了“南云-佐藤”神经元模型<sup>[3]</sup>.混沌神经网络(CNN, Chaotic Neural Network)的研究起源于 90 年代,且发展迅速.其主要研究目标是建立含有混沌动力学特性的神经网络模型,以提高信息处理的效率和柔性.此外,关于神经网络的分形构造的理论模型以及利用递归网络的混沌动力学的学习功能等方面的研究也正在展开.

混沌神经网络的雏形由 Aihara 等于 1990 年提出<sup>[4]</sup>.理论与工程实践中的许多问题都涉及到组合最优化问题,许多传统的神经网络模型(例如 Hopfield 神经网络模型等)都利用单调函数动态特性来实现对最优解的搜索;与它们相比,CNN 具有更丰富的动态特性且伴随有大量奇怪吸引子的出现,更适合解决较为复杂的神经动态性问题<sup>[5]</sup>.目前,混沌神经网络已在移动通信多用户检测<sup>[6]</sup>、可编程混沌的产生<sup>[7]</sup>等方面得到应用.

CDMA 移动通信中常用的地址码相位捕捉方法(串行检测法、并行检测法等)在低信噪比情况下总是不能获得理想的检测结果<sup>[8]</sup>.Nitin 和 Jeffrey 提出的软同步方法<sup>[9]</sup>虽然考虑了移动信道的各种干扰与衰落情况,但未能给出详尽的性能分析.文献[10]采用最大似然判决对单用户且无 MAI 的情况给出其均方根误差分析;文献[11]提出的“LSML 算法”将 MAI 看作类似信道噪声的高斯分布,并限制信道在捕捉过程中为慢衰落,信号相位与幅值的方差不能太大,这更适合卫星信道或 Rician 信道.引入辅助连续导频的方法<sup>[12]</sup>使扩频增益受到一定损失,而序贯检测中的“DTSPT 算法”<sup>[13]</sup>在减小判决所需的平均样本数方面效果并不太明显.

收稿日期:2000-04-28;修回日期:2001-05-08

基金项目:国家自然科学基金(No. 69735101)

本文所提出的改进型神经网络是以 Logistic 混沌映射和反向传播 (BP) 神经网络为基础, 在带隐含层的 BP 网中引入混沌映射, 以实现神经网络中输入层神经元与输出层神经元之间的非线性变换, 并利用此模型完成了 CDMA 移动通信接收端对地址码相位的捕捉. 本文将该方法与串行搜索捕捉法进行比较, 结果表明该方法提高了检测概率, 缩短了平均捕捉时间, 使系统性能得到改善.

## 2 地址码的相位捕捉

在 CDMA 移动通信中, 不同用户的信号在相同的频带内传输, 它们以各自不同的地址码来加以识别, 这样既提高了频带的利用率又可实现通信的保密性. 由于移动信道的特殊性, 发端的原始信号在经信道到达接收端的过程中, 会受到多用户、多径、路径时延、多普勒频移、幅度衰减、相位变化等各种因素的影响, 造成接收端的信噪比非常低且衰落严重, 给信号的接收带来很大困难.

信号在经解调后, 进入地址码的相位捕捉阶段. 某一用户的地址码模型虽然是固定的, 但因为上述的原因, 其相位会发生一定的变化, 不可能与发端扩频时完全相同. 因此, 如何确定变化后的相位, 完成地址码的捕捉, 成为移动信号接收的一个难点.

一般采用的串行捕捉法通过对地址码的不同相位依次做相关检测, 由此来判断该相位是否同步. 只有在达到同步时, 相关检测才会出现一个较大的峰值. 设经解调后的信号为

$$r(t) = n(t) + \sum_{k=1}^K [c_k(t - \hat{\tau}_k) \cdot b_k(t - \hat{\tau}_k)] \quad (1)$$

其中,  $n(t)$  是均值为零、方差为  $\frac{2}{n}$  的高斯白噪声;  $K$  为同时工作的用户数;  $c_k(t)$  是各用户被指定的地址码;  $b_k(t)$  是各用户的信息数据;  $\hat{\tau}_k$  为接收信号相对于发射信号的时延, 它是各种因素对时延的综合影响. 以用户  $i$  的信号接收为例, 接收端的判决变量为

$$J_i = \frac{1}{T_b} \int_0^{T_b} \left\{ n(t) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) + \sum_{k=1}^K [c_k(t - \hat{\tau}_k) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) \cdot b_k(t - \hat{\tau}_k)] \right\} dt \quad (2)$$

式中  $T_b$  为信息码的码片间隔, 一般为地址码片间隔  $T_c$  的整数倍, 即  $T_b = NT_c$  (模拟时选用  $N = 127$  的 Gold 码作为用户地址码);  $\hat{\tau}_i$  为时延估计值. 对于特定的用户  $i$ , 判决变量  $J_i$  为呈正态分布的随机变量. 由于地址码具有较好的自相关与互相关特性, 因此接收端通过适当的门限判决即可实现地址码相位的捕捉.

在模拟计算中, 常依据抽样定理对信号作一定间隔的抽样, 并使这些抽样值近似相互独立, 这时积分器的输出就可近似为抽样值之和

$$J_i = \frac{1}{N_b} \sum_{m=1}^{N_b} \left[ r \left( \frac{m-0.5}{N_b} T_b \right) \cdot c_i \left( \frac{m-0.5}{N_b} T_b - \hat{\tau}_i \right) \right] \quad (3)$$

其中,  $N_b$  为一个信息码片周期内的抽样数, 一般取  $N_b = N$ . 由于相位捕捉只是相位同步的第一阶段 (后续阶段还包括证实电路与相位跟踪), 精度要求不太高, 一般取为一个地址码

码片周期, 即  $\hat{\tau}_i = 0, T_c, 2T_c, \dots, (N-1)T_c$ .

当积分器的输出大于某个设定的归一化门限时, 即认为相位捕捉任务已经完成. 令  $p_{J_i}(J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i)$  表示  $\hat{\tau}_i = \tau_i$  条件下判决变量  $J_i$  的概率密度函数, 即可得出串行捕捉法的检测概率为

$$P_{d(S)} = \int p_{J_i}(J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i) dJ_i \quad (4)$$

$$\text{且 } E[J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i] = b_k \quad (5)$$

$$\text{Var}[J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i]$$

$$= E \left[ \left\{ n(t) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) + \sum_{k=1}^K [c_k(t - \hat{\tau}_k) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) \cdot b_k(t - \hat{\tau}_k)] \right\}^2 \right] \\ = \frac{2}{n} + K - 1 \quad (6)$$

令  $p_{J_i}(J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i)$  表示  $\hat{\tau}_i = \tau_i$  条件下判决变量  $J_i$  的概率密度函数, 则可得出串行捕捉法的虚警概率为

$$P_{fa(S)} = \int p_{J_i}(J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i) dJ_i \quad (7)$$

$$\text{且 } E[J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i] = 0 \quad (8)$$

$$\text{Var}[J_i/\hat{\tau}_i = \tau_i]$$

$$= E \left[ \left\{ n(t) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) + \sum_{k=1}^K [c_k(t - \hat{\tau}_k) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) \cdot b_k(t - \hat{\tau}_k)] \right\}^2 \right] \\ = \frac{2}{n} + K \quad (9)$$

## 3 基于 Logistic 映射与神经网络相结合的检测方法

串行搜索捕捉法虽然具有某些优点, 但因为要花许多时间排除非同步的相位, 造成平均捕捉时间较大, 而且在信噪比较低的情况下接收效果不理想, 不利于系统性能的提高. 为此我们引入一种新型神经网络的方法对串行捕捉方法进行改进.

如图 1 所示, 首先将积分的时间长度  $T_b$  均匀地划分为  $P$  段, 每段的积分时长为  $\frac{1}{P}T_b$ , 独立地对每一小段接收信号进行积分, 则每段的判决变量为

$$J_{i,m} = \frac{P}{T_b} \int_{\frac{m-1}{P}T_b}^{\frac{m}{P}T_b} \left\{ n(t) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) + \sum_{k=1}^K [c_k(t - \hat{\tau}_k) \cdot c_i(t - \hat{\tau}_i) \cdot b_k(t - \hat{\tau}_k)] \right\} dt \quad m = 1, 2, \dots, P \quad (10)$$

分段积分的结果作为改进型神经网络的输入层 (如图 2). 输入层到隐含层的变换仍采用线性加权. 将  $P$  个输入层神经元分为  $U$  组, 每组  $v$  个, 则有:

$$G_u = \sum_{v=1}^V (u, v \cdot J_{i,((u-1)V+v)}), \quad u = 1, 2, \dots, U \quad (11)$$

$$u, v = 1 \quad (12)$$

上两式中的  $u, v$  表示从输入层神经元  $J_{i,((u-1)V+v)}$  到隐含层神经元  $G_u$  的权值. 隐含层到输出层之间的变换采用 Logistic 映射变换加权:

$$H = \sum_{u=1}^U (u \cdot (-1 + 2 \cdot G_u)) \quad (13)$$

$$u = 1 \quad (14)$$

$u$  表示从隐含层神经元  $G_u$  到输出层神经元  $H$  的权值. 输出

层结果  $H$  为呈  $^2$  分布的随机变量,将它与单一的归一化门限值进行比较,并得出判决结果:高于门限判为已获得相位同步,相反,低于门限则判为未获得相位同步。

我们采用 Delta 学习算法对两层权值进行修正,它们分别按照下式进行调整:

$$u_{,v} = \cdot (t_H - o_H) \cdot 4 \cdot u \cdot G_u \cdot J_{i,m} \quad (15)$$

$$u = \cdot (t_H - o_H) \cdot (-1 + 2G_u^2), u = 1, 2, \dots, U \quad (16)$$

其中,  $t_H$  和  $o_H$  分别为  $H$  的理想输出与实际输出;  $\cdot$  和  $\cdot$  为权值  $u_{,v}$  和  $u$  的学习速率。

令  $p_H(H/\wedge_i = i)$  表示  $\wedge_i = i$  时判决变量  $H$  的概率密度函数,可得出该方法的检测概率为

$$P_{d(CNN)} = \int p_H(H/\wedge_i = i) dH \quad (17)$$

且

$$E[H/\wedge_i = i] = -1 + 2 \cdot E\left[\sum_{v=1}^V \left(\sum_{m=1}^P (u_{,v} \cdot J_{i,m})\right)^2\right]$$

$$= -1 + \frac{2}{P^2} \cdot E\left[\sum_{m=1}^P J_{i,m}^2 + \sum_{\substack{m_1, m_2=1 \\ m_1 \neq m_2}}^P (J_{i,m_1} \cdot J_{i,m_2})\right]$$

$$= -1 + \frac{2}{P} K + 2 \frac{^2}{n} + \frac{2(P-1)}{P} \cdot K$$

$$= -1 + 2 \frac{^2}{n} + 2K \quad (18)$$

$$\text{Var}[H/\wedge_i = i] = E[(H + 1 - 2 \frac{^2}{n} - 2K)^2]$$

$$= 4(K^2 + 2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K - K) \quad (19)$$

式(19)的推导较为复杂,我们将其放在附录中。

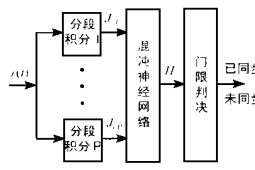


图 1 混沌神经网络捕捉电路结构框图

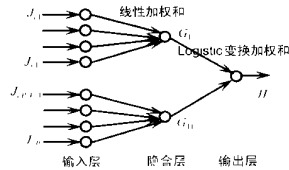


图 2 混沌神经网络内部结构框图

由中心极限定理,当取样数足够大时,  $^2$  分布的随机变量可用正态分布随机变量来近似,则改进型神经网络与串行搜索捕捉法具有可比性,可以得到下面的结论:

**定理 1** 在相同的检测门限下,改进型神经网络法能获得比串行搜索捕捉法高的检测概率。

**证明** 令  $s_{, CNN}$  分别表示串行法、改进型神经网络法在标准正态分布  $N(0, 1)$  下的标准门限,若在两种方法中采用相同的检测门限,则它们的归一化门限差为:

$$s_{, CNN} = \frac{-E[J/\wedge_i = i]}{\sqrt{\text{Var}[J/\wedge_i = i]}} - \frac{-E[H/\wedge_i = i]}{\sqrt{\text{Var}[H/\wedge_i = i]}}$$

$$= \frac{-1}{\sqrt{^2/n + K - 1}} - \frac{-1 - 2 \frac{^2}{n} - 2K}{2 \sqrt{K^2 + 2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K - K}}$$

$$= \frac{2 \sqrt{K^2 + 2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K - K} - \sqrt{^2/n + K - 1}}{2 \sqrt{(^2/n + K - 1)(K^2 + 2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K - K)}}$$

$$+ \frac{-2 \sqrt{K^2 + 2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K - K} - (1 - 2 \frac{^2}{n} - 2K) \cdot \sqrt{^2/n + K - 1}}{2 \sqrt{(^2/n + K - 1)(K^2 + 2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K - K)}} \quad (20)$$

考虑到一般情况下检测门限  $0 < < 1$ , 以及用户数  $K \geq 3$ , 上式总是大于零的,即:

$$s > s_{CNN} \quad (21)$$

所以相应地有

$$P_{d(CNN)} - P_{d(S)} = Q(s_{CNN}) - Q(s) > 0 \quad (22)$$

即改进型神经网络法能获得比一般的串行搜索捕捉法高的检测概率,上式中  $Q(\cdot)$  为正态概率积分函数. 证毕。

令  $p_H(H/\wedge_i = i)$  表示  $\wedge_i = i$  时判决变量  $H$  的概率密度函数,可得出改进型神经网络法的虚警概率为

$$P_{fa(CNN)} = \int p_H(H/\wedge_i = i) dH \quad (23)$$

$$\text{且 } E[H/\wedge_i = i] = -1 \quad (24)$$

$$\text{Var}[H/\wedge_i = i] = E[(H + 1)^2]$$

$$= 12 \frac{^4}{n} + 24 \frac{^2}{n} K + 8 K^2 - 4 \frac{^2}{n} - 8 K \quad (25)$$

若不考虑在硬件实现时的差异,则两种检测方法的平均捕捉时间都可用下式来描述

$$\bar{T}_{acq} = (N - 1) \cdot (T_i + T_{fa} P_{fa}) \frac{2 - P_d}{2 P_d} + \frac{T_i}{P_d} \quad (26)$$

其中,  $T_i$  为每个固定相位处的检测时间,  $T_{fa}$  为虚警时间,一般取  $T_{fa} = 100 T_i$ . 因此,根据以上对两种不同方法检测概率和虚警概率的研究,不难得出下面的结论:

**定理 2** 在相同的检测门限下,改进型神经网络法所需的平均捕捉时间  $\bar{T}_{acq(CNN)}$  低于串行搜索捕捉法所需的平均捕捉时间  $\bar{T}_{acq(S)}$ .

**证明** 由已知,  $P_{d(CNN)} > P_{d(S)}$ , 所以

$$\frac{\bar{T}_{acq(S)} - \bar{T}_{acq(CNN)}}{T_i} = N \left[ \frac{1}{P_{d(S)}} - \frac{1}{P_{d(CNN)}} \right] + 100 \cdot (N - 1) \left[ \frac{1}{2} P_{fa(CNN)} - \frac{1}{2} P_{fa(S)} + \frac{P_{fa(S)}}{P_{d(S)}} - \frac{P_{fa(CNN)}}{P_{d(CNN)}} \right] \quad (27)$$

将上式后一项用麦克劳伦级数展开并舍去二阶以上小量,得出它与下式成正比

$$\frac{+1}{2 \sqrt{3 \frac{^4}{n} + 6 \frac{^2}{n} K + 2 K^2 - \frac{^2}{n} - 2 K}} + \frac{2 \frac{^2}{n} + 2 K - 1}{2 \sqrt{2 \frac{^4}{n} + 4 \frac{^2}{n} K + K^2 - K}} - \frac{1}{\sqrt{^2/n + K}} - \frac{1}{\sqrt{^2/n + K - 1}} \quad (28)$$

而在用户数  $K$  足够大的情况下,上式始终大于零,因此相应地有

$$\frac{\bar{T}_{acq(S)} - \bar{T}_{acq(CNN)}}{T_i} > 0 \quad (29)$$

证毕。

### 4 模拟结果

基于上面的分析,对瑞利衰落信道中两种不同捕捉方法的检测概率与平均捕捉时间进行比较. 模拟中,选用  $N = 127$  的 Gold 码作为用户地址码;改进型神经网络法中,分组数  $U = 8$ , 每组的神经元个数  $V = 16$  (其中有一组  $V = 15$ ); 学习速率设为  $\cdot = 0.1$ ; 归一化门限  $\cdot = 0.8$ . 在不同的用户数与信噪比条件下的对比结果如图 3 所示. 其中,串行法与改进型神经网络法的理论计算值分别由式(4)和式(17)得出. 从对比结果可以看出,两种方法的模拟值与相应的理论值基本符合,且

改进型神经网络法能获得比串行法更高的检测概率. 图 4 为由式(27)得出的两种不同捕捉方法的平均捕捉时间差值  $\frac{\bar{T}_{acc}(S) - \bar{T}_{acc}(CNN)}{T_i}$  曲面图, 由此可看出改进型神经网络法有效地缩短了平均捕捉时间.

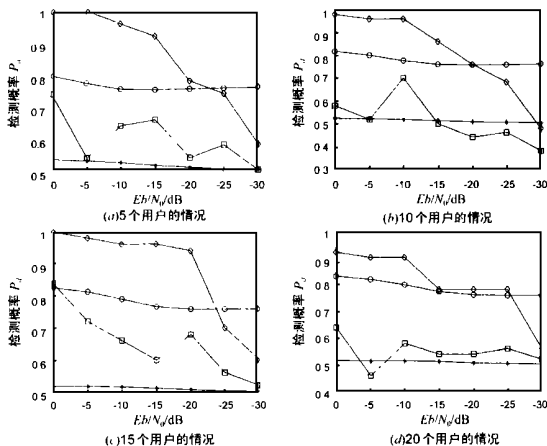


图 3 两种不同方法的检测概率. — 改进型神经网络法理论值; —\*— 串行搜索法理论值; — 改进型神经网络法模拟值; — 串行搜索法模拟值

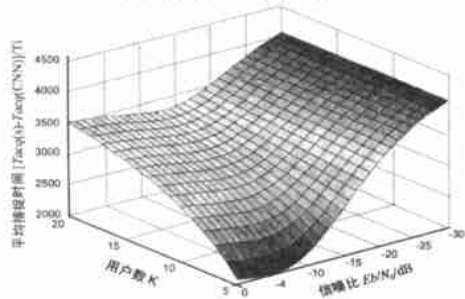


图 4 两种不同方法的平均捕捉时间差值

由此可以看出: 虽然基于混沌映射与神经网络的 CDMA 地址码相位捕捉检测方法具有较高的算法复杂度, 但是它能获得比常用的串行搜索法更高的检测概率和更短的平均捕捉时间, 这对于提高移动用户的通信效率具有十分重要的意义. 况且在 DSP 技术日益飞速发展的基础上, 对以上算法的实现已不再成为困难.

### 5 结论

本文将 Logistic 混沌映射与反向传播(BP)神经网络相结合, 提出一种新型的神经网络方法, 并将其应用于 CDMA 移动通信中的接收端用户地址码相位捕捉. 通过与常用的串行搜索捕捉法比较, 理论分析和模拟实验结果都表明: 在相同的检测门限下, 新型的神经网络方法能获得更高的检测概率, 并可有效地缩短平均捕捉时间, 改善了系统的性能.

### 附录:

式(19)推导如下:

$$\text{Var}[H_i] = E[(H+1-2\frac{2}{n}-2K)^2]$$

$$\begin{aligned} &= - (1 - 2\frac{2}{n} - 2K)^2 + \frac{1}{U^2} E \left[ \sum_{u=1}^U (-1 + 2 \cdot G_u^2)^2 \right. \\ &\quad \left. + \sum_{\substack{u_1, u_2=1 \\ u_1 \neq u_2}}^U ((-1 + 2 \cdot G_{u_1}^2) \cdot (-1 + 2 \cdot G_{u_2}^2)) \right] \\ &= - (1 - 2\frac{2}{n} - 2K)^2 + \frac{1}{U^2} [U \cdot 4U(\frac{2}{n} + K) \\ &\quad + 4 E \left[ \sum_{u=1}^U G_u^4 \right] + U(U-1) - 4U(U-1) \cdot (\frac{2}{n} + K) \\ &\quad + 4 E \left[ \sum_{\substack{u_1, u_2=1 \\ u_1 \neq u_2}}^U (G_{u_1}^2 \cdot G_{u_2}^2) \right]] \\ &= - (1 - 2\frac{2}{n} - 2K)^2 + 1 - 4(\frac{2}{n} + K) + 4 E[G_u^4] \\ &= - 4(\frac{2}{n} + K)^2 + \frac{4}{P^4} \cdot P^4 \cdot E[J_{u,l}^4] \\ &= - 4(\frac{2}{n} + K)^2 + 4 \cdot E[(n(t) \cdot c_i(t - \hat{\lambda}_i) \\ &\quad + \sum_{k=1}^K [c_k(t - k) \cdot c_i(t - \hat{\lambda}_i) \cdot b_k(t - k)])^4] \end{aligned}$$

为简化上式, 设:

$$s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) = c_k(t - k) \cdot c_i(t - \hat{\lambda}_i) \cdot b_k(t - k)$$

则有:

$$\begin{aligned} \text{Var}[H_i] &= - 4(\frac{2}{n} + K)^2 + 4 \cdot E[(n^2(t) + 2n(t) \cdot c_i(t - \hat{\lambda}_i) \\ &\quad \cdot \sum_{k=1}^K s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) + \left( \sum_{k=1}^K s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) \right)^2)] \\ &= - 4(\frac{2}{n} + K)^2 + 4 \cdot E[n^4(t) + 6n^2(t) \\ &\quad \left( \sum_{k=1}^K s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) \right)^2 + \left( \sum_{k=1}^K s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) \right)^4 \\ &\quad + 4n^3(t) \cdot c_i(t - \hat{\lambda}_i) \cdot \sum_{k=1}^K s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) \\ &\quad + 4n(t) \cdot c_i(t - \hat{\lambda}_i) \left( \sum_{k=1}^K s_k(t, k, \hat{\lambda}_i) \right)^3] \\ &= - 4(\frac{2}{n} + K)^2 + 4[4 E[n^3(t)] + 6 \cdot \frac{2}{n} K \\ &\quad + E[n^4(t)] + 2K^2 - K] \\ &= - 4(\frac{2}{n} + K)^2 + 4 \cdot (6 \cdot \frac{2}{n} K + 2K^2 - K + 3 \cdot \frac{4}{n}) \\ &= 4(K^2 + 2 \cdot \frac{4}{n} + 4 \cdot \frac{2}{n} K - K) \end{aligned}$$

### 参考文献:

- [1] Kennedy M P, Kolubian G, Kis G, et al. Recent advances in communicating with chaos [A]. International Symposium on Circuit and Systems 1998 [C], part 4(6): 461 - 464.
- [2] 胡守仁, 余少波, 戴葵. 神经网络导论 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993.
- [3] 王东生, 曹磊. 混沌、分形及其应用 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1995.
- [4] Aihara K, Takabe T, Toyoda M. Chaotic neural networks [J]. Phys. Lett. A, 1990, 144(6,7): 333 - 340.
- [5] Chen L N, Aihara K. Chaotic simulated annealing by a neural network model with transient chaos [J]. Neural Networks, 1995, 8(6): 915 - 930.
- [6] Wang B Y, He Z Y, Nie J N. To implement the CDMA multiuser detector by using transiently chaotic neural networks [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(3): 1068 - 1071.
- [7] Caponetto R, Criscione M, Fortuna L, et al. Programmable chaos generator based on CNN architectures with applications in chaotic communi-

cations [A]. Proceedings of the 1998 5<sup>th</sup> IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications [C], CNNA, London, UK:124 - 129.

- [ 8 ] 胡健栋,等.码分多址与个人通信 [M].北京:人民邮电出版社,1996.
- [ 9 ] Nitin R M,Jeffrey H R. Evaluation of a soft synchronization technique for DS/SS signals [J]. IEEE J. Sel. Areas Commun.,1996,14(8):1643 - 1652.
- [10] Bensley S,Aazhang B. Maximum likelihood synchronization of a single user for code-division multiple-access communication systems [J]. IEEE Trans. Commun.,1998,46:392 - 399.
- [11] Zheng D,et al. An efficient code-timing estimator for DS-CDMA signals [J]. IEEE Trans. Signal Process,1997,45:82 - 89.
- [12] 范云军,李道本.不相关瑞利衰落信道中的一种新型 CDMA 多用户相干检测方案 [J].电子学报,1998,26(1):65 - 69.
- [13] 方利泉,朱世华,田惠生. CDMA 系统序列捕捉中的双截断序贯似然比检测 [J].通信学报,1999,20(2):64 - 69.

#### 作者简介:



何 迪 男.1975 年 6 月生于南昌.上海交通大学电子工程系博士研究生,主要研究兴趣包括:混沌理论,智能信号处理,CDMA 移动通信等. e-mail :dih e @263. net



何 晨 男.1982,1985 年于东南大学分别获得工学学士、工学硕士学位,1994 年于日本国立德岛大学获得工学博士学位.1985 年加入东南大学电子工程系,1990 年赴日本德岛大学做访问学者,1996 年加入上海交通大学电子工程系,1999 年赴日本邮政省通信综合研究所做特聘研究员,现为上海交通大学电子工程系教授,博士生导师.

主要研究方向为新一代无线通信系统,混沌神经网络智能信息处理理论以及在通信中的应用.有合著专著一本,译著一本,发表论文 50 余篇.

## 征文启示

### 第三届中国信息与通信安全学术会议 CCICS 2003

第三届中国信息与通信安全学术会议 CCICS 2003 拟定于 2003 年 3 月在武汉大学举行.现将有关征文事宜通知如下.

#### 1. 征文范围

会议重点征集信息与通信安全的理论和关键技术方面的研究论文.具体包括:

- (1) 安全体系结构:计算机安全体系结构、软件安全体系结构、操作系统安全、数据库安全、访问控制;
- (2) 网络与通信安全:网络安全体系结构、网络安全管理、安全协议的设计与分析、认证技术、虚拟专网 VPN、防火墙、通信安全、移动通信安全、光通信安全;
- (3) 信息安全技术:信息安全管理、信息攻防、信息隐藏、数字水印、身份识别;
- (4) 密码学:序列密码、分组密码、公钥密码、其它新型密码、数字签名、密钥管理和密钥恢复、密码协议;
- (5) 电子商务安全:数字货币与安全支付、PKI/CA 系统、智能卡;
- (6) 计算机病毒预防、计算机犯罪预防、伦理、道德、法律、隐私、版权保护;
- (7) 其它新的信息安全技术.

#### 2. 征文要求

论文必须为未公开发表且未向学术刊物和其它学术会议投稿的最新研究成果,文稿使用中文或英文书写,字数一般不超过 6000.将论文全文(注明作者的联系电话和 E-MAIL 地址)一式三份挂号寄至:

武汉大学计算机学院 王丽娜 刘玉珍 张焕国 收  
 邮政编码:430072;电话:027-87682968 E-mail:liss@whu.edu.cn

#### 3. 征文截止日期:2002 年 6 月 31 日

录 用 通 知:2002 年 8 月 31 日

返 回 修 改 稿:2002 年 9 月 31 日